

# 消費エネルギー最小化を実現する工場向けスマートエネルギーマネジメントシステム

Smart Energy Management System that Realizes Minimization of Facility Energy Consumption

中村 泰啓  
Yasuhiro Nakamura

鈴木 秀生  
Hideo Suzuki

山下 英毅  
Hideki Yamashita

神岡 幸治  
Koji Kamioka

林田 岳  
Gaku Hayashida

## 要 旨

省エネルギー対策が重点的に進められてきた産業分野においても、さらなる省エネルギー技術の開発が求められている。そこで、生産状況や生産環境の変化に合わせて生産工程と原動設備をリアルタイムに自動で連携制御し、エネルギーの使用量を最小化する、新しいリアルタイム自動連携制御システムSmart EMS (Smart Energy Management System)を開発した。このシステムを、省エネルギーモデル工場に導入し実証した結果、生産時に最大44%のエネルギー使用量を削減できた。

## Abstract

In industry fields where energy-saving countermeasures have been taken selectively, there is a demand for developing further energy-saving technology. We have developed a new real-time automatic co-control system named Smart Energy Management System (Smart EMS) that can minimize energy consumption by real-time automatic co-control of the production process and power equipment according to changes in production conditions and the production environment. The above energy-saving solution technology has been implemented in a model factory, and energy consumption in processing has been reduced by up to 44%.

## 1. はじめに

産業分野におけるエネルギー消費量は、わが国のエネルギー消費量の約半数を占め、当社が属する製造業はこの産業分野の約9割を占める[1]。1970年代以降、省エネルギー対策が重点的に進められてきた産業分野においても、地球温暖化防止の観点から、さらなる省エネ技術の開発が求められている。CO<sub>2</sub>ゼロの工場づくりを推進する当社は、再生可能エネルギーの活用とともに、徹底した工場省エネの取り組みを加速している。

一般に、工場におけるエネルギーの80%以上が、原動設備（ボイラーやチラー、コンプレッサー、ポンプ、空調設備など）と生産設備（炉など）で消費される。

原動設備と生産設備の主目的は、蒸気や冷温水、冷温水エアといった、各種エネルギーを生産工程へ安定供給することである。そのため、原動設備と生産設備は、生産工程の最大使用量に合わせた固定の条件で運転している。

一方、生産工程の負荷は、生産の状況や生産環境に応じて時々刻々と変化する。そのため、生産工程の負荷の変動に対し、原動設備と生産設備のエネルギー供給が追従せず、ある瞬間において、生産工程に不要なエネルギーを大量に消費していることが多い。例えば、精密恒温空調システムの場合、生産工程の熱負荷が大きくない時間帯においても、冷凍機は固定の条件で冷却エネルギーを供給し続け、生産に直接寄与しないエネルギーを消費

している。

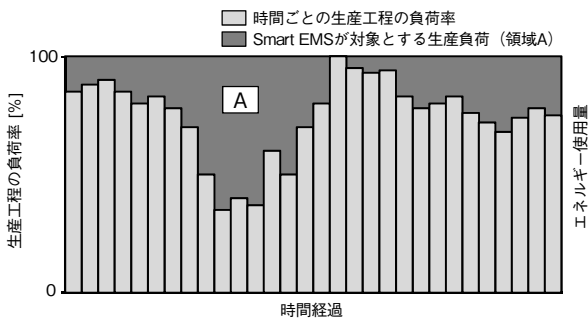
すなわち、必要なときに、必要なエネルギー量を、原動設備や生産設備から生産工程へと供給し、消費するような連携制御がリアルタイムになされていないのが実状である。

そこで、生産状況や生産環境の変化にリアルタイムに自動で追従し、生産設備と原動設備のエネルギー消費を最小化することを目的とする、リアルタイム自動連携制御システム（Smart EMS）を開発した。

## 2. リアルタイム自動連携制御の考え方

一般に、時間ごとの生産工程の負荷率は一定ではなく、設備稼働や人の入室、外気温の変化などに代表される生産負荷変動が30%~40%程度を占める。この生産負荷変動は短時間で発生することが多い（第1図の領域A）。精密恒温空調システムの場合で考えると、この比較的短い生産負荷変動に対し、単純に空調機の温度設定を変更するなどの操作によりエネルギー消費を削減しても、空調機が動き出すまでの時間や対象の空調室の温度が変化するまでの時間が必要となり、空調室の温度が安定しない。このため、生産負荷変動がある場合も、最大の生産負荷に合わせた状態で運転してしまい、その結果、生産に直接寄与しないエネルギーが消費されているのが現状である。

従来の省エネ制御は、所定の期間ごとの生産の最大負荷に合わせ、あらかじめ設定した運転条件を切り替えるなどしてエネルギー消費を削減することを主な目的としてきた。これに対し、Smart EMSでは、第1図の領域Aで代表される生産負荷に対しても、積極的な省エネ制御することで、エネルギー消費の最小化を図る。1分程度の比較的短い生産負荷変動に対しても省エネが可能であるため、10%~40%程度のエネルギーを削減できる場合が多い。



第1図 工場の生産負荷率とエネルギー使用量の推移  
Fig. 1 Transition of process load rate and energy consumption in factory

そこで、これまで原動設備に留（とど）まっていたシステムの制御対象範囲を、原動設備から生産工程までを含むシステム全体まで拡大させ、徹底した省エネを行う。すなわち、従来の原動設備の個別最適制御から脱却し、生産から原動までシステム全体の最適制御により、潜在的なエネルギーロスを削減する。

潜在的なエネルギーロスを削減する制御モデルを構築するために、次の2種のエネルギーロス原因に対し、開発目標を設定した。

1つ目は「リアルタイム性（応答性）」である。これまで、製造と施設が協力し原動設備の運転パターンを季節ごとに設定し、3か月に1回程度、手で設備条件を変更させるなどしてきた。しかしながらこのやり方では、時々刻々と変わる生産変化にエネルギー供給を追従させることができず、生産裕度を持ったエネルギー供給となり、多くのエネルギーを消費する。そのため、この生産変化に追従するリアルタイム自動制御を開発目標に設定する。

2つ目は「複数機器の条件最適化（適応性）」である。原動設備は個別最適化されているものの、システム全体では最適化されていない。例えば空調システムなどにおいて、ヒータによる加熱エネルギーと冷凍機による冷却エネルギーは個別に一定値制御されるものの、生産工程を含む冷熱システム全体として最適化されていないため、加熱エネルギーと冷却エネルギーが相殺し合うエネルギーロスが発生する時間帯がある。そのため、2種以上複数

種の設備条件最適化を開発目標に設定する。

さらに、本制御システムを多くの生産工程に展開するには、制御モデルの構築に生産工程と原動設備とを紐（ひも）づける多くのデータ蓄積が必要であり、データ収集や分析に時間がかかるという問題がある。そのため、データの収集や分析の自動化を開発目標に設定する。

### 3. リアルタイム自動連携制御の適用

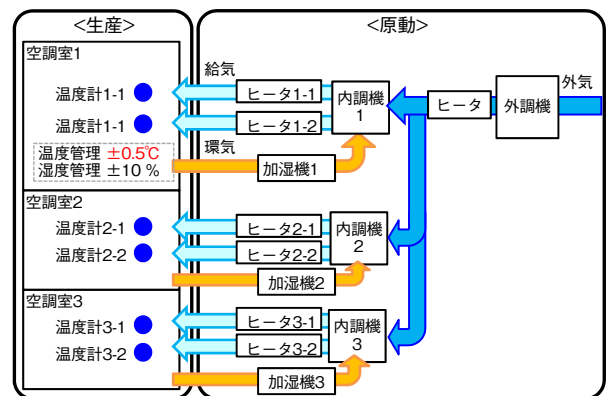
#### 3.1 時系列データの相関分析

生産変化に機敏に追従するためには、生産工程で生産品質を保証するため管理している生産変数と関係性の高い変数を特定し、生産変化の予兆を事前に検知する必要がある。

しかし、従来の同時刻の変数を相関分析するやり方では、設備条件を変更してから温湿度などの生産変数が変化するまでに所定時間を有するような設備の時定数がある変数群に対して、生産変数と関係性の高い変数を特定することはできないという問題がある。

そこで筆者らは、生産システム全体で時間変化を考慮した相関分析手法を確立する必要があると考えた。

ここでは、精密機械を製造するために生産環境温度を  $23\text{℃} \pm 0.5\text{℃}$  で精密に管理している恒温室の空調システムを例に取り組んだ。第2図を元に説明する。外調整機で温度調整された外気は、室内からの循環気と混合され、内調機で温度調整された後に、ヒータでさらに温度調整され、室内に供給される。ここでは、生産温度を  $\pm 0.5\text{℃}$  で管理するために、内調機の冷却エネルギーとヒータの加熱エネルギーによるエネルギーの相殺がおき、多くのエネルギーが消費されていた。この空調システムは、クリーンルームを温湿度管理する場合など、広く使用されている。



第2図 精密空調のシステム図  
Fig. 2 Precision air conditioning system

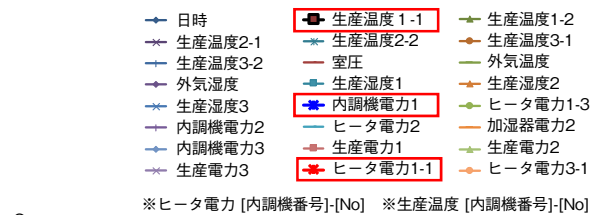
まず、生産システム全体の物理現象の理解を行う。(1)式に示すように、生産温度の時間変化 $\Delta T$ はシステムに加えられた冷却エネルギー $Q_c$ と加熱エネルギー $Q_h$ の和に比例する。

$$\Delta T = C_t \cdot (Q_c + Q_h) \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 $C_t$ はシステム全体の熱容量である。また、 $Q_c$ は内調機電力、 $Q_h$ はヒータ電力や生産設備電力などで表現できる。

次に、生産システム全体で時間変化を考慮した相関分析を行う。上記の(1)式より、対象の空調システムの主な物理現象は重回帰分析で表現できると考えた。そこで、決定木や回帰分析から変数の重要度を定量化できる機械学習のRandom Forest手法を用い、N分後の生産温度を予測変数とし、現在の生産温度や機器の電力を説明変数としたときの各説明変数の重要度を求めた[2]。第3図はN分後の生産温度1-1に対する空調システムの各説明変数の重要度を示す。これより、生産温度1-1を予測する変数として、3分までは内調機電力1とヒータ電力1-2の重要度が高いことが分かる。特に、ヒータ電力1-1は予測時間が短い間は重要度が低く見落とされがちであるが、時間経過とともに重要度が高くなり重要であることが分かる。また、現在の生産温度1-1は常に重要度が高い。

このように、システム全体で時間変化を考慮した相関分析手法を確立することで、生産変数と関係性の高い変数を特定できた。



第3図 生産温度の時系列予測に対する各変数の重要度  
Fig. 3 Variable importance by random forest

3.2 生産変化に高速応答する予測制御モデル

筆者らは、生産品質が保てるぎりぎりのタイミングまで生産設備や原動設備を省エネ条件で運転することで、生産品質を担保し消費エネルギーを最小化できると考えた。

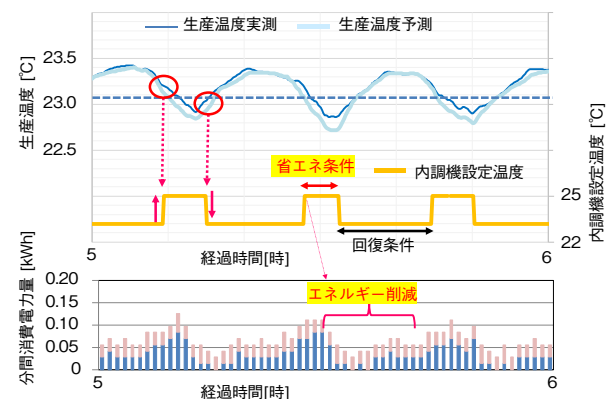
しかしながら、従来の制御方法は生産変数が上限値を上回るときや下限値を下回るときに生産変数を中央値に戻すように設備条件を設定している。この方法では、設備条件を変更してから生産変数が変化するまでに所定時間を有するために、品質影響を懸念しこのような省エネに踏み込めないという問題がある。

そこで筆者らは、生産変数が悪化する前に設備条件をタイミングよく切り替えるため、前章で抽出した生産変化を予兆する変数を用いて予測制御モデルを構築することにした。

具体的には、先ほどの恒温室の空調システムの例で説明する。

ここで、内調機設定に対し0.1℃/分で変化する生産温度のダイナミクスモデルから、事前に予測することが有効と考えた。そこで、前章で抽出した変数の時系列データを教師データとして学習させ、未来を推論するディープラーニングのLSTM (Long Short Term Memory) 手法を用い、生産温度の時系列予測を行った[3]。生産温度の推論値と実測値との比較を第4図に示す。これより、生産温度の実測値を予測できていることが分かる。本推論を用いることで、生産温度の変化を早く検知することができ、時間的余裕を持ち省エネ運転の切り替えができるようになる。

本推論を用い、予測制御モデルを構築した。第4図に示すように、生産温度の推論値および実測値の傾きが負に転じれば、内調機の温度設定を省エネ条件である高温設定(ここでは25℃)にし、生産温度の推論値および実測値の傾きが正に転じれば、内調機の温度設定を生産復帰条件である低温設定(ここでは22℃)にした。すなわち、生産温度が中心値(ここでは23.1℃)より低くても傾きが正なら内調機温度を低く設定し、生産温度が中心



第4図 生産変化へ高速応答する予測制御モデル  
Fig. 4 Prediction control model that responds to production changes quickly

値より高くても傾きが負なら内調機温度を高く設定した。これにより、生産温度を安定させ、タイミングを見極めながら省エネ条件で運転し、エネルギー削減することができた。

このように、予測制御モデルを構築することで、生産変化に追従するリアルタイム自動制御を行うことができた。

### 3.3 外気変化へ適応する制御モデル

外気変化などの経時変化が起こる場合も設備の適正条件が変わる。しかし、従来の生産設備や原動設備エネルギー設備は、外気による最大負荷を考慮し裕度を持った一定条件で運転しているため、多くのエネルギーを消費しているという問題がある。

そこで筆者らは、外気に変化したときにも、生産品質を担保しエネルギーミニマムとなるよう設備条件を追従させるため、生産変数とエネルギーを目的変数とし、設備条件や外気の物理量を説明変数に加えた予測制御モデルを構築し、制御することを考えた。具体的には、先ほどの恒温室の生産システムの例で説明する。

外気変化に適応する予測制御モデルは、下記の(2)式とし、前章の内調機の温度設定条件を複数変更したデータを収集・蓄積し、重回帰分析により求めた。

目的関数

$$\min y_E = \alpha_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i x_i + \sum_{i=1}^3 \alpha_{ii} x_i^2 \quad \dots \dots (2)$$

制約条件

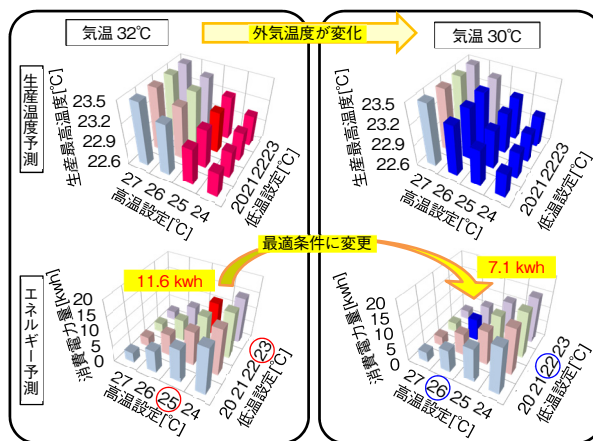
$$y_T = \beta_0 + \sum_{i=1}^3 \beta_i x_i + \sum_{i=1}^3 \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j$$

$$22.7 \leq y_T \leq 23.3$$

ここで、 $y_E$ を直前1時間の設備電力量とし、 $y_T$ は直前1時間の生産温度の97パーセンタイル値とした。また、 $x_1$ は内調機の高温設定(24, 25, 26, 27°C)、 $x_2$ は内調機の低温設定(20, 21, 22, 23°C)、 $x_3$ は外気温度とした。

第5図は外気変化に適応する予測制御のフローである。まず、所定時間(ここでは2時間)ごとに外気温度 $x_3$ を計測する。次に(2)式を用い、生産温度 $y_T$ が制約条件を満たす内調機の高温設定 $x_1$ と低温設定 $x_2$ の組み合わせを抽出する。次に、抽出された組み合わせのなかで設備電力 $Y_E$ が最小となる内調機の高温設定 $x_1$ と低温設定 $x_2$ の組み合わせ(ここでは $x_1$ が26°C、 $x_2$ が22°C)を最適値とし、制御する。

これにより、外気変化に適応し、2種以上複数種の設備条件を最適化させることができた。

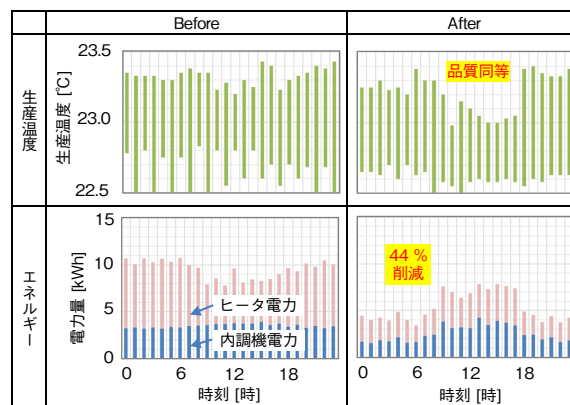


第5図 外気変化へ適応する予測制御モデル

Fig. 5 Prediction control model that is adaptive to external air changes

### 3.4 恒温空調への適用効果

本予測制御システムを恒温室に適用した結果を第6図に示す。生産温度を23°C ± 0.5°Cで維持し、消費電力量を44%削減することに成功した。



第6図 精密空調システムへのSmart EMS適用結果

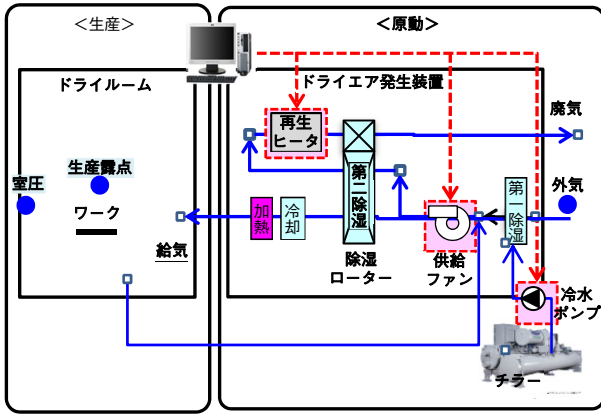
Fig. 6 Application results of Smart EMS for precision air conditioning system

## 4. リアルタイム自動連携制御の展開加速

開発した生産や外気の変化に追従する予測制御技術をいち早く工場に展開するため、モデル工場に協力を得て、工場実証を行った。

ここでは、コンデンサや車載電池の製造工程で多くのエネルギーを消費している特殊空調(ドライ空調システム)に適用した例について説明する。第7図に示すように、チラー冷水により第一除湿された外気は、供給ファンを通じ、ドライエア発生装置の水分吸着剤を含む除湿ローターで第二除湿され、ドライルームに供給される。

ローターに吸着した水分は再生ヒータにより蒸発除去される。



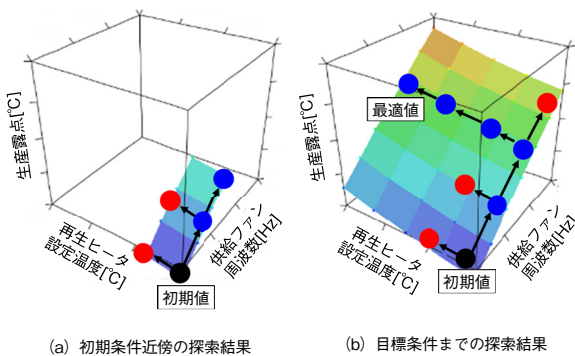
第7図 ドライ空調のシステム図  
Fig. 7 Dry air conditioning system

4.1 自律探索機能の開発

本技術を他の生産システムに展開する場合、外気変化などの経時変化に適応する予測制御モデル作成やそのデータ収集に時間がかかるという問題がある。

そこで筆者らは、適正条件を自律的に探索させ、データ収集させるとともに制御モデルを更新することを考えた。

まず、第8図 (a) に示すように、初期条件の近傍においてドライエア発生装置の供給ファン周波数や再生温度条件を変化させ、(3) 式の評価指標を元に生産露点への影響が少なく電力が小さくなる方向を逐次探索させ、データ収集し、(4) 式で表される2つの予測式 (応答局面) を作成した。次に、第8図 (b) に示すように、前述の2つの予測式から算出される評価指標を用いてさらに探索を続け、データ収集と予測制御式の更新を行った。目標条件 (ここでは生産露点-40℃) に到達するまで、探索、



第8図 自律探索機能  
Fig. 8 Autonomous search function

データ収集と予測制御式の更新を繰り返した。

$$\text{評価指標} = \text{電力の変化量} \div \text{生産露点の変化量}$$

$$\dots\dots (3)$$

予測式

$$y_E = \alpha_0 + \sum_{i=1}^4 \alpha_i x_i + \sum_{i=1}^4 \alpha_{ii} x_i^2 \dots\dots\dots (4)$$

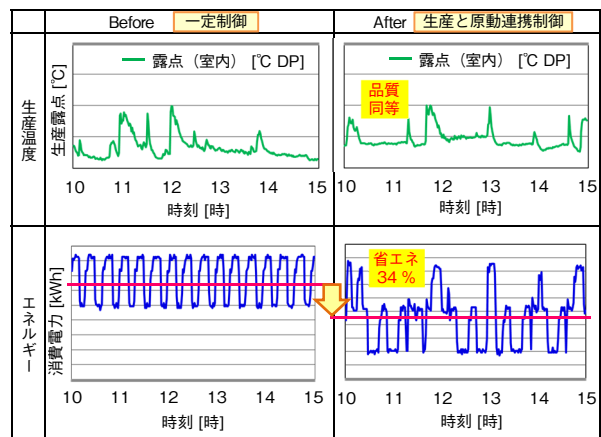
$$y_T = \beta_0 + \sum_{i=1}^4 \beta_i x_i + \sum_{i=1}^4 \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j$$

ここで、目的変数の $y_E$ は電力値、 $y_T$ は生産露点値、説明変数 $x_1$ は供給ファン周波数、 $x_2$ は再生温度、 $x_3$ は冷水ポンプ周波数、 $x_4$ は外気温度とした。

この自動化により、データ収集と予測制御モデル作成を短時間でできるようになった。

4.2 ドライ空調への適用効果

本予測制御システムをドライルームに適用した結果を第9図に示す。生産露点温度ピーク値を現行同等に保ち、消費エネルギーを34%削減することができた。



第9図 ドライ空調へのSmart EMS適用結果  
Fig. 9 Application results of Smart EMS for dry air conditioning system

5. まとめ

生産変化と外気変化に対応した予測制御モデルを構築することで、生産状況や生産環境の変化にリアルタイムに自動で追従し、生産設備と原動設備のエネルギー消費を最小化するリアルタイム自動連携制御システム (Smart EMS) 技術を提供した。これにより、精密空調システムとドライ空調システムの消費エネルギーを、それぞれ44%、34%削減できた。

Smart EMSのリアルタイム自動連携制御のコンセプトは、工場の生産設備と原動設備に広く応用が可能であり、CO<sub>2</sub>ゼロの工場づくりの推進に必要な技術である。今後、熱処理工程の生産プロセスまで踏み込んだリアルタイムのエネルギー設計技術などの応用技術を開発する。

また、社外への展開も視野に、工場のエネルギー削減と新規事業創出と社会課題の解決に貢献していく。

### 参考文献

- [1] 経済産業省 資源エネルギー庁, “第1章 国内エネルギー動向,” エネルギー白書2017, pp. 134-144, 2017.
- [2] Sebastian Raschka, Python機械学習プログラミング 達人データサイエンティストによる理論と実践, インプレス, 東京, 2016.
- [3] Seiya Kumada, “LSTMによる正弦波の予測～ Chainerによる実装 ～,” <http://seiya-kumada.blogspot.com/2016/07/lstm-chainer.html>, 参照 Apr. 19, 2019.

### 執筆者紹介



中村 泰啓 Yasuhiro Nakamura  
マニファクチャリングイノベーション本部  
マニファクチャリングソリューションセンター  
Manufacturing Innovation Div.,  
Manufacturing Solution Center



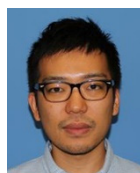
鈴木 秀生 Hideo Suzuki  
マニファクチャリングイノベーション本部  
マニファクチャリングソリューションセンター  
Manufacturing Innovation Div.,  
Manufacturing Solution Center



山下 英毅 Hideki Yamashita  
マニファクチャリングイノベーション本部  
マニファクチャリングソリューションセンター  
Manufacturing Innovation Div.,  
Manufacturing Solution Center



神岡 幸治 Koji Kamioka  
パナソニック プロダクションエンジニアリング  
(株)  
Panasonic Production Engineering Co., Ltd.



林田 岳 Gaku Hayashida  
アプライアンス社 技術本部  
Engineering Div.,  
Appliances Company